动作视频游戏专业玩家的认知神经特征*

苗浩飞，迟立忠

(北京体育大学心理学院, 北京 100084)

摘 要 动作视频游戏是电子竞技中受众最广、心智挑战最高的游戏项目之一。目前对动作视频游戏专业玩家的能力特征了解尚不清晰。以职业选手和排名较高的玩家为对象，横断研究发现动作视频游戏专业玩家具有更快的注意选择、更稳定的持续注意、更好的注意瞬脱表现、更高的多目标追踪能力和工作记忆容量。专业玩家更好的注意表现主要与更高的 P3 波幅有关，工作记忆表现与背外侧前额叶和右后顶叶等可塑性变化有关。此外，专业玩家还存在中央执行网络与多个脑网络间的功能连接增强。目前游戏训练对认知的促进程度尚不足以弥补专业玩家和新手的认知差距。基础的认知能力对玩家游戏表现的预测有限。未来可扩展更高级的游戏决策，游戏组块或游戏模式的认知研究。

关键词 电子竞技，动作视频游戏，专业玩家，认知特点，神经特征

分类号 G804; G842

1 引言

电子竞技（E-sports，电竞）于 2003 年成为我国第 99 项正式体育竞赛项目（后改为第 78 项），并首次成为杭州 2022 年第 19 届亚运会正赛项目。电竞是一种按规则组织、需要特定技能、涉及精细运动、拥有广泛受众并具有一定社会影响的电子游戏比赛（Jenny et al., 2016）。动作视频游戏（action video games, AVG）是目前受众最广的竞技游戏类型之一，也是电竞赛事的主体项目，如《英雄联盟》（League of Legends, LOL）、《反恐精英：全球攻势》（Counter-Strike: Global Offensive, CSGO）、《刀塔 2》（DOTA2）、《星际争霸 2》（StarCraft 2）等。综合前人的标准，与非动作类的游戏相比，AVG 的突出特点是节奏快，间接对抗性强，自由度高且强调即时策略，需要注意的集中、分配与转换等（Bediou et al., 2018; Dale et al., 2020）。

收稿日期: 2021-12-02

* 科技部国家重点研发计划“科技冬奥”课题（2019YFF0301605），中央高校基本科研业务费专项基金资助项目（2016ZD004，2017sys007，2018ZD009）。

通信作者：迟立忠, E-mail: Chilizh3804@163.com

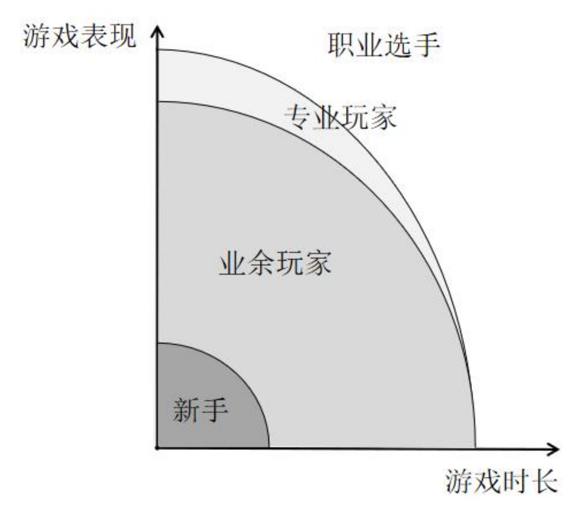


图 1 游戏玩家分类

在目前已发表的 AVG 认知研究中，排除网络游戏成瘾等精神或神经障碍患者，所纳入的玩家按照游戏表现与游戏时长可大致分为三类（图 1）：专业玩家、业余玩家、新手。在 AVG 专业玩家的具体纳入标准方面（表 1），一类为职业选手（Benoit et al., 2020; Ding et al., 2018; Tanaka et al., 2013）；另一类为所在游戏服务器排名（matchmaking rankings, MMR）前 7%，且至少有 2 年专项游戏经验的玩家（Gan et al., 2020; Qiu et al., 2018; Yao et al., 2020）；还有少量研究采用问卷评估的方法筛选专业玩家（Cain et al., 2012; Wong & Chang et al., 2018）。以上三种方法筛选的对象皆纳入本文的专业玩家范畴。新手为过去半年每周游戏时长不足 1 小时或者没有 AVG 经验的玩家（Wong & Chang et al., 2018）。业余玩家为介于专业玩家和新手之间的游戏群体。MMR 指个人通过相对公平的 Elo 匹配系统，经过一定场次的比赛后所达到的公开名次（Elo, 1978）。MMR 是衡量玩家水平和游戏表现的统一指标之一。

表 1 动作视频游戏专业玩家的纳入标准

文献	游戏项目	分组（人数）	游戏表现或排名	游戏时长	其他标准	人口学信息
Benoit et al., 2020	OW, CS, COD, PUBG, 战地 4, 彩虹六号	职业选手（14），业余玩家（16）	职业选手来自联赛俱乐部，游戏排名前 500 或达到 Grandmaster 段位；业余玩家为大学生，游戏排名未限定。	职业选手未限定游戏时长；业余玩家过去 6 个月内每周游戏时长须在 5~20 小时之间。	业余玩家在过去 6 个月内未参加过有组织的比赛。	被试性别、年龄匹配，教育年限未报告，利手匹配，（矫正）视力正常；无相关既往史。
Ding et al., 2018	LOL	职业选手（10），青训选手（10），业余玩家	职业选手为次级职业联赛选手；青训选手为培训中的准职业选手；业余玩家为大学生。所有被试游戏排	职业选手和青训选手未限定游戏时长；业余玩家大部分游戏场次在 300 以上。	未限定	被试均为男性，年龄不匹配，教育年限、利手、视力、既往史未报告。

		（20）	名均未限定。			
Kang et al., 2020	LOL, OW, PUBG, 星际争霸 2	精英职业选手（12），一般职业选手（43）	精英职业选手为职业联赛出场率高者；剩下为一般职业选手。所有被试游戏排名均未限定。	未限定	未限定	被试均为男性、右利手，利手、年龄、教育年限、视力、既往史未报告。
Tanaka et al., 2013	罪恶装备	职业选手（17），新手（33）	职业选手为参加国际或国内比赛的选手；新手游戏排名未限定。	职业选手游戏时长未限定；新手每周游戏时长不超过 2 小时。	未限定	被试均为右利手男性，年龄、教育年限匹配，视力、既往史未报告。
Gong et al., 2015	LOL, DOTA2	专业玩家（27），业余玩家（30）	专业玩家分数为 1900~2600（分数由排名转换而来，越高越强）；业余玩家不足 1200 分。	专业玩家至少有 6 年游戏时长；业余玩家游戏时长不足 1 年。	专业玩家获得过 AVG 国内比赛冠军。	被试均为右利手，性别、教育年限未报告，年龄不匹配，（矫正）视力正常，无相关既往史。
Gong et al., 2016	LOL, DOTA	专业玩家（23），业余玩家（22）	专业玩家排名对应分数为 1800~2600；业余玩家不足 1200 分。	专业玩家至少有 4 年游戏时长；业余玩家游戏时长不足 1 年。	未限定	被试均为男性、右利手，年龄、教育年限匹配，（矫正）视力正常，无相关既往史。
Gong et al., 2017	AVG（未报告具体项目）	专业玩家（28），业余玩家（30）	专业玩家分数为 1900~2600，业余玩家不足 1200 分。	专业玩家至少有 6 年游戏时长；业余玩家游戏时长不足 1 年。	专业玩家获得过 AVG 国内比赛冠军。	被试均为男性、右利手，年龄、教育年限匹配，（矫正）视力正常，无相关既往史。
Gong et al., 2019	LOL	专业玩家（26），业余玩家（34）	专业玩家排名为前 1.77%，业余玩家排名为 51~82.1%。	未限定	未限定	被试均为男性、右利手，年龄匹配，教育年限未报告，（矫正）视力正常，无相关既往史。
Gan et al., 2020	LOL	专业玩家（19），业余玩家（19）	专业玩家排名为前 7%，业余玩家为后 29.92~45.11%。	专业玩家有至少 2 年游戏时长，业余玩家游戏时长不足半年。	限定 LOL 是被试的主要项目。	被试均为男性、右利手，视力正常、无相关既往史，年龄匹配，未报告教育年限。
Li et al., 2020	LOL	专业玩家（35），业余玩家（35）	专业玩家排名为前 0.15%（master 及以上段位），业余玩家即排名在专业玩家之后的群体（从 Iron-Diamond 段位）。	未限定	未限定	被试性别、年龄匹配，教育年限不匹配，（矫正）视力正常，无相关既往史，利手未报告。
Qiu et al., 2018	LOL	专业玩家（15），业余玩家	专业玩家排名为前 7%，业余玩家为后 29.92~45.11%。	专业玩家有至少 2 年游戏时长，业余玩家游戏时长不	未限定	被试均为右利手、男性，年龄不匹配，教育年限未报告，无相

		（14）		足半年。		关既往史。
Yao et al., 2020	LOL	专业玩家（18），业余玩家（19）	专业玩家排名为前7%，业余玩家为后29.92~45.11%。	专业玩家有至少2年游戏时长，业余玩家游戏时长不足半年。	限定LOL是被试的主要项目。	被试均为男性、右利手、(矫正)视力正常、无相关既往史，年龄匹配，教育年限未报告。
Cain et al., 2012	AVG（未报告具体项目）	专业玩家（23），新手（21）	采用自制的游戏专长自评问卷（含多种游戏，最高7分），专业玩家为5分及以上；新手不超过2分。	专业玩家每周游戏时长至少为6小时；业余玩家为每周游戏时长不足2小时。	未限定	被试性别匹配，年龄、教育年限、视力、利手、既往史未报告。
Wong & Chang et al., 2018	LOL, COD, Jubeat, 刺客信条, 神秘海域等	实验一：专业玩家（29），新手（29）实验二：专家（28），新手（27）	采用自制的游戏专长自评问卷，专业玩家问卷得分须为中级、高级或大师水平。	专业玩家在半年内每周游戏时长至少为4小时；新手在半年内总游戏时间不超过1小时。	未限定	所有被试性别、年龄、教育年限匹配，（矫正）视力正常，利手、既往史未报告。

注：OW: Overwatch，守望先锋, LOL: League of Legends，英雄联盟, CS: Counter Strike,反恐精英, COD: Call of Duty，使命召唤, PUBG: Player Unknown's Battlegrounds，绝地求生。

游戏是研究认知的良好载体（Bavelier et al., 2018）。第一，游戏涉及广泛的认知过程，从注意、工作记忆到复杂的推理、决策等（Banyai et al., 2019; Dale & Green 2017）。第二，同样基于计算机环境，探讨游戏影响认知、认知预测电竞表现的生态效度可能较好。第三，大量的玩家基数有利于采集游戏交互过程中认知特征及其变化的数据。既往研究多探讨游戏对玩家或成瘾者认知、情绪等的影响（Weinstein & Lejoyeux 2020），少有研究探讨专业玩家的心理特征。然而，一些神经证据初步表明了AVG专业玩家的独特之处，即存在更强的中央执行系统和默认网络之间的功能连接，以及特殊的脑电微状态等（Cui et al., 2021; Gong et al., 2019）。目前研究对AVG专业玩家的认知神经特征的关系梳理不足，故此梳理已发现的AVG专业玩家的认知神经特点具有重要的前瞻意义。探讨专业玩家的认知神经特征可为电竞心理选材、训练及建立行业规范等提供依据，也可加深对人类在复杂、竞争条件下心智潜能的理解，为竞技运动、人工智能等领域的研究与应用提供参考（Bonny et al., 2020; Font & Mahlmann, 2019）。

结合目前已开展的AVG专业玩家认知能力的横断研究与纵向游戏干预研究，以下将从注意、工作记忆、数学和推理能力等方面从基础认知到高级认知论述AVG专业玩家的认知神经特征，探讨专业玩家认知特点的部分成因及其对游戏表现的预测作用。

2 AVG 专业玩家认知神经特征

2.1 注意

注意是有意识认知活动的基础，也是目前 AVG 专业玩家认知研究的重点领域。本节将从注意选择、注意抑制、多目标追踪、注意瞬脱以及持续性注意等方面的横断研究探讨专业玩家的注意加工及其相关神经特征。

2.1.1 AVG 专业玩家注意选择与抑制

在视野中更快地捕捉到刺激是 AVG 专业玩家的重要认知优势之一。有用视野任务（useful field of view, UFOV）是测量视觉注意分配与选择的经典范式之一，该任务需要个体快速捕捉随机呈现在视野中心或外周的短暂刺激。Qiu 等人在一项研究中纳入 15 名 AVG 专业玩家和 14 名业余玩家，通过 UFOV 测试发现专业玩家在任务中的反应速度比新手快 11.33%（表 2），这提示专业玩家能更快地捕获刺激。该研究的事件相关电位（event-related potential, ERP）结果显示专业玩家具有更低的 N2 波幅以及更高的 P2、P3 波幅。P2 成分与注意选择有关，P3 成分与注意资源的分配有关(Fritzsche et al., 2011; Polich, 2007)，脑电和行为结果共同提示了 AVG 专业玩家的快速注意选择可能与较好的注意资源分配有关。

注意的选择不仅涉及注意资源的分配，还需要对无关刺激进行抑制。Ding 等人通过 Flanker 任务（判断同时并排呈现的 5 个箭头的中心箭头的指向）对比了 10 名 AVG 职业选手、10 名青训选手和 20 名业余玩家的表现，没有发现三者之间的显著差异。Cain 等人对比了 23 名 AVG 专业玩家和 21 名新手在 Flanker 任务上的表现，未见二者在注意抑制能力上的差异。另一项研究通过 Stroop 色词任务（被试要报告颜色类单词的字体颜色）对比了 14 名 AVG 职业选手和 16 名业余玩家，也未发现 Stroop 任务的显著差异（Benoit et al., 2020）。以上研究均未发现专业玩家和业余玩家的注意抑制差异。然而既往研究显示，相较于新手，AVG 玩家存在显著的注意抑制优势（Bavelier & Green, 2019; Bediou et al., 2018）。专家玩家和业余玩家结果的不一致可能有以下原因：一，专业玩家样本量普遍较小。二，对照组不完全一致，Ding 等人和 Benoit 等人的对照组是业余玩家而非新手。三，抑制能力较为特殊，其损害是成瘾的标志之一（Weinstein & Lejoyeux 2020），注意抑制能力可能会受到游戏成瘾既往史的影响。以上三项专业玩家研究中仅 Benoit 等人的研究明确排除了相关既往史。结合目前的证据，专业玩家的注意抑制特点尚不明确。后续研究应严格控制相关变量。

多目标追踪（Multiple-Object Tracking, MOT）是动态注意过程，涉及注意的选择、抑制与维持等（Allen et al., 2006）。多目标追踪即个体同时追踪多个运动客体，确定目标的位置、去向和其他感兴趣的特征，考察指标主要为追踪目标的数量和速度（Pylyshyn & Storm, 1988）。动作视频游戏常涉及多目标追踪。在 10 名 AVG 职业选手、10 名青训选手、20 名业余玩家的对比中，Ding 等人通过 2D 的 MOT 任务发现了组间的显著差异：职业选手和业余玩家追踪的数目较多，青训选手最少。然而该研究并未报告各组的游戏时长和教育年限，这些变量可能对结果造成明显影响。之后，Benoit 等人采用基于 VR（Virtual reality）的 3D MOT 任务对比了 14 名职业选手和 16 名业余玩家，该任务要求被试追踪空间中朝着随机方向运动的

8 个球中的 4 个，持续 8 秒（有碰撞判定），每次追踪成功后速度会增加，结果发现专业玩家的追踪速度上限显著高于业余玩家。这再次提示了专业玩家具有良好的多目标追踪表现。基于专业玩家的多目标追踪能力的神经特征研究极少。魏柳青和张学民（2019）认为多目标追踪过程中目标与非目标的注意分配与 N1、P1 成分有关，追踪负荷与 N2 成分、CDA 成分有关，多目标追踪还涉及背外侧前额叶（dorsolateral prefrontal cortex, DLPFC）、顶叶（包括前顶内沟、后顶内沟、顶上小叶）。由前文可知，专业玩家的注意选择与更低的 N2 波幅有关，神经方面相似的脑电证据提示了专业玩家良好的多目标追踪表现是其注意特点之一。

注意瞬脱（Attentional Blink）是注意选择过程中的特殊现象，指个体在接受第一个目标刺激（Target 1,T1）后的 200~500ms 内对第二个刺激（T2）的反应变慢的现象，与被抑制的 P3 成分有关（Vogel et al., 1998）。有研究检测了 19 名 AVG 专业玩家和 19 名业余玩家的注意瞬脱表现，结果发现专业玩家在注意瞬脱任务（T1 与 T2 间隔 300ms）的正确率比业余玩家高出约 10%（Gan et al., 2020）。需要说明的是注意瞬脱任务中，AVG 专业玩家对任务中 T1 的注意反应正确率约高出业余玩家 3~6%，这一结果反映的是专业玩家对 T1（63ms 的短暂刺激）更好的捕捉能力。这种注意捕获能力也部分解释了专业玩家注意瞬脱优势。此研究的 ERP 结果显示专业玩家在 T2 的 P3 波幅比业余玩家高，这与 Qiu 等人的结果较一致：更高的 P3 波幅反映了专业玩家更善于进行注意资源分配。同时，该研究还发现业余玩家在 T1 的 P3 波幅大于 T2 的 P3 波幅，但专业玩家 T1 和 T2 之间的 P3 波幅没有差异。在注意瞬脱任务中，T1 引起的 P3 幅度越大，则 T2 分配的注意资源越少（McArthur et al., 1999; Shapiroa et al., 2006）。新手在 T1 的 P3 波幅大于 T2，说明新手将注意资源主要用于 T1，因此新手更容易产生注意瞬脱现象；专业玩家在 T1 和 T2 不存在 P3 波幅差异也印证了专业玩家能更好地在任务间分配注意资源，或专业玩家的注意资源容量足够应对任务。

2.1.2 AVG 专业玩家的持续性注意

行为层面的证据显示了 AVG 专业玩家持续稳定的注意特征。在 AVG 专业玩家与业余玩家的对比研究中，Benoit 等人通过持续注意任务（需要在限定时间内逐行逐个划掉卡片中呈现的指定刺激）测量了 14 名 AVG 职业选手和 16 名业余玩家的表现，发现专业玩家任务波动率（各行间最好与最差表现之差）比业余玩家低 20%，而正确数比业余玩家高 9.88%。这反映了专业玩家稳定而高效的持续注意能力。该研究中专业玩家每周游戏时长数倍于业余玩家，其持续注意优势可能来自于高强度的游戏训练。Li 等人（2020）平衡了专业玩家与业余玩家的每周游戏时长和游戏年限，仍然发现了专业玩家的持续注意优势。该研究通过持续操作任务（Continuous performance test, CPT）检测了 35 名 AVG 专业玩家和 35 名业余玩家。CPT 任务是测量持续注意的经典范式，一般由两位数、三位数、四位数的 1-back 试次组成。结果显示专业玩家的任务命中率比业余玩家高 3.74%，误报率比业余玩家低 10.26%。这些结果与实际较为一致，表明专业玩家能够在长时间的游戏过程中保持专注，更重要地，他们能同时提供精准的操作表现。

总的来看，在最基本的注意能力方面，AVG 专业玩家在多种注意任务上表现突出。这种优势与注意过程中更低的 N2 波幅以及更高的 P2、P3 波幅有关，涉及 DLPFC 以及顶叶多个脑区的参与（Qiu et al., 2018；Gan et al., 2020）。

表 2 专业玩家和对照组的认知差异

文献	分组（n）	认知范式（指标）	差异量	显著性	效应量
Benoit et al., 2020	职业选手（14）,业余玩家（16）	注意持续（波动率）	20.00%	**$p = 0.04$**	Hedges's g = 0.75
		注意持续（正确数）	9.88%	**$p = 0.03$**	Hedges's g = 0.81
		空间广度	17.95%	**$p = 0.002$**	Hedges's g = 1.27
		数字广度	15.93%	**$p = 0.04$**	Hedges's g = 0.82
		Stroop	-	$p > 0.05$	-
		MOT（速度阈限）	未报告	**$p = 0.03$**	未报告
		汉诺塔（正确率）	-	$p = 0.08$	-
		拼图	-	$p > 0.05$	-
Cain et al., 2012	专业玩家（23）,新手（21）	转换任务（交互作用）	未报告	**$p = 0.005$**	$\eta_p^2 = 0.18$
		Flanker	-	$p > 0.05$	-
Ding et al., 2018	职业选手（10）,青训选手（10）,业余玩家（20）	Flanker	-	$p > 0.05$	-
		MOT（追踪数量）	未报告	**$p = 0.04$**	未报告
Gan et al., 2020	专业玩家（19）,业余玩家（19）	AB（T2 正确率）	约 10%	**$p < 0.001$**	d = 2.43
Kang et al., 2020	精英职业选手（12），一般职业选手（43）	伦敦塔（反应时）	16.90%	**$p < 0.001$**	Hedges's g = 1.30
		心理旋转（正确率）	6.50%	**$p = 0.001$**	Hedges's g = 1.70
Li et al., 2020	专业玩家（35）,业余玩家（35）	任务转换（错误率）	3.79%	**$p < 0.001$**	未报告
		任务转换（转换代价）	1.97%	**$p = 0.020$**	d = 0.57
		CPT（命中率）	3.74%	**$p = 0.003$**	$\eta_p^2 = 0.12$
		CPT（误报率）	10.26%	**$p = 0.005$**	$\eta_p^2 = 0.11$
Qiu et al., 2018	专业玩家（15）,业余玩家（14）	UFOV（反应时）	11.33%	**$p < 0.001$**	Hedges's g = 2.67
Tanaka et al., 2013	职业选手（17）,新手（33）	SWM（正确率）	5.70%	**$p = 0.02$**	未报告
Yao et al., 2020	专业玩家（18）,业余玩家（19）	SWM（2 个组块-正确率）	2%	**$p = 0.006$**	Hedges's g = 0.87
		SWM（4 个组块-正确率）	4%	**$p = 0.007$**	Hedges's g = 0.94
		SWM（8 个组块-正确率）	8%	**$p = 0.002$**	Hedges's g = 1.12

注：UFOV：useful field of view，有用视野任务; SWM: spatial working memory，空间工作记忆; MOT：Multiple-Object Tracking，多目标追踪; AB：Attentional blink task，注意瞬脱任务; CPT：Continuous performance test，持续操作任务。差异量 $= |(M_{专业玩家} - M_{非专业玩家})| / M_{非专业玩家}*100\%$；对于比率指标，差异量 $= |M_{专业玩家} - M_{非专业玩家}|$。

2.2 工作记忆

动作视频游戏广泛涉及工作记忆，如记忆敌我双方站位与技能冷却时间、制定导航路线等。工作记忆是目前 AVG 领域的研究重点之一，本节将从工作记忆容量以及中央执行系统来探讨专业玩家的认知神经特征。

2.2.1 AVG 专业玩家的工作记忆容量

AVG 研究较为一致地发现了专业玩家更大的工作记忆容量。Tanaka 等人通过空间工作记忆任务对比了 17 名 AVG 专业玩家和 33 名新手，该任务要求被试记忆随机呈现在屏幕上的一定数量的色块，色块消失后仅其中一个位置出现探测色块，让被试判断探测色块是否与之前该位置的色块一致，结果发现专业玩家任务准确率比新手高 5.7%。类似地，Yao 等人采用相似的空间工作记忆任务对比了 18 名 AVG 专业玩家和 19 名业余玩家，结果发现了专业玩家的空间工作记忆任务正确率比业余玩家高约 2%~8%：专业玩家与新手的空间工作记忆差异随记忆组块增加而增加，这也说明高难度的任务更能体现专业玩家与业余玩家的差距。Benoit 等人通过空间广度（顺背和倒背九宫格当中先后呈现的格子顺序）和数字广度任务（顺背和倒背数字）对比了 14 名 AVG 职业选手与 16 名业余玩家，发现专业玩家在两个任务的记忆容量都高于业余玩家：专业玩家的空间广度比业余玩家高 17.95%，数字广度比业余玩家高 15.93%。该研究匹配了两组的游戏年限，然而专业玩家每周游戏时长仍显著高于业余玩家，专业玩家的工作记忆容量优势也可能得益于更高强度的游戏训练。在相关分析中，该研究发现每周游戏时长和空间工作记忆广度呈中等正相关，这也提示了空间工作记忆与游戏训练的联系。以上 Tanaka 等人的研究发现了 AVG 专业玩家更好的空间工作记忆与右后顶叶灰质体积增加有关。右后顶叶灰质体积增加可能是专业玩家空间工作记忆容量高的神经特征之一。在电生理方面，对侧延迟活动（contralateral delay activity, CDA）的振幅随着工作记忆刺激数量的增加而增大，不同记忆数量的 CDA 振幅差异反映了个体的工作记忆容量(Vogel et al,. 2005)。Yao 等人发现专业玩家在空间工作记忆中 4 个色块与 2 个色块条件下的 CDA 成分之差比业余玩家更大，从电生理角度进一步验证了专业玩家的工作记忆容量优势。行为和神经证据一致提示了 AVG 专业玩家具有更大的工作记忆容量。前文提到多目标追踪负荷也与 CDA 成分有关（魏柳青，张学民，2019），这也说明了不同认知特征存在共同的神经机制。

2.2.2 AVG 专业玩家的中央执行系统

Baddeley（2012）认为工作记忆中央执行系统的功能包括了任务转换与执行等功能。在任务转换（心理灵活性）领域，Cain 等人基于 Flanker 范式设置了转换任务，中心箭头的两种颜色对应两套相反的操作规则，被试需要根据中心箭头每次呈现的颜色进行反应。该实验

检测了 23 名 AVG 专业玩家和 21 名新手，未观测到专业玩家和业余玩家转换成本的组间差异，但发现专业玩家在两种颜色条件下的转换成本相近，而新手在两种颜色条件下转换成本差异较大。这种专业玩家能够"均衡分配认知资源"的加工方式与前文注意方面的研究结果相似（Gan et al., 2020）。Li 等人通过 Stroop-Switch 任务（被试要在颜色命名和单词阅读任务之间切换）检测了 35 名 AVG 专业玩家和 35 名业余玩家，发现专业玩家比新手的转换错误率低 3.79%，而转换代价比新手低 1.97%，说明专业玩家具有微弱的转换优势。然而 Benoit 等人通过 Stroop 任务的变式（被试需根据词是否有方框轮廓而读出词义或读词的颜色）对比了 14 名 AVG 职业选手与 16 名业余玩家，未见二者的差异。AVG 常涉及不同任务之间的转换，其中《星际争霸 2》这类即时战略游戏需要操控多个单位并在建造或攻防等多种任务间快速切换。Li 等人的游戏项目是 LOL（属于即时战略游戏），而 Benoit 等人的项目大多是射击类游戏。游戏项目差异可能是结果不一致的部分原因。总的来看，专业玩家具有更高的工作记忆容量，但中央执行系统的转换优势并不明确。

2.3 数学与推理能力

动作视频游戏也涉及数学相关能力。玩家常需要预估攻击造成的伤害总量，计算技能道具的飞行时间和距离。在专长（expertise）研究领域，数学能力与国际象棋专家的表现有关（Burgoyne et al., 2016）。有趣的是，近几年一些研究招募了不同游戏水平的玩家，并没有将其分组，而是在更大的样本中寻找预测游戏表现的因素，发现了数字排序能力与游戏表现的积极联系。数字排序任务（Number processing task）是同时呈现一行数字，让被试快速判断数列的递增或递减性质。Bonny 和 Castaneda（2017）在 DOTA2 第五届国际邀请赛期间，通过数字排序任务检测了 288 名 AVG 玩家，发现数字处理能力与 MMR 正相关。之后，Bonny 等人（2020）在 DOTA2 第六届国际锦标赛期间同样采用数字排序任务检测了 335 名 AVG 玩家，发现数字处理能力可正向预测 MMR 方差的 7.6%。尽管目前缺乏数学能力方面的专业玩家与新手的直接对比证据，以上研究提示了数字排序能力与游戏表现的积极联系。

在推理和计划能力方面，一项研究通过上赛季的出场率将 55 名 AVG 职业选手划分为精英职业选手和一般职业选手，然后通过伦敦塔测试（与汉诺塔测试类似，考察推理、计划和问题解决）发现精英职业选手的伦敦塔成绩比一般职业选手高 16.90%（Kang et al., 2020）。Benoit 等人通过汉诺塔（D-KEFS–Towers）检测了 13 名 AVG 职业选手和 16 名业余玩家，发现专业玩家在正确率上呈边缘显著的优势。在职业赛场上，比赛胜负很大一部分取决于游戏计划和决策的优劣，顶尖专业玩家的计划和推理能力优势可能是存在的。这种计划方面的优势有助于形成更好的情景意识（Situation Awareness）：与普通飞行员相比，最优秀的飞

行员在飞行前倾向于花大量时间收集足够多的信息并考虑尽可能多的情况，以制定详细的飞行计划，这样就能在遇到不同情景时保证飞行安全（Ericsson et al., 2018）。

元分析发现数学超常人群有更好的两侧半球协调性以及突出的右脑优势，二者差异在于小脑山顶区、左额中回、右顶下小叶、右缘上回等脑区（章镇玲 等，2020）。基于一般人群的功能性磁共振成像（functional magnetic resonance imaging, fMRI）、弥散张量成像（Diffusion Tensor Imaging, DTI）和磁共振波谱成像（magnetic resonance spectroscopy, MRS），研究发现推理能力和中央执行网络、胼胝体白质以及神经元密度标志物 N-乙酰天门冬氨酸有关（Assem et al., 2020; Gongora et al., 2020; Paul et al., 2016）。胼胝体与双侧大脑的连通效率有关，而中央执行网络是工作记忆的核心网络，中央执行网络的局部功能连接的增加也见于 AVG 专业玩家（Gong et al., 2019）。根据以上研究，未来可增加 AVG 专业玩家和对照组的数学和推理能力研究并明确相关神经特征。

3 认知能力与游戏训练的关系

关于 AVG 专业玩家认知特点的成因，一方面可能是个体本身具有的某些心理特征，这些特征促使他们选择了游戏。另一方面，可能存在相反的因果关系：游戏训练促进了认知。目前探讨前者的研究几乎处于空白，更多研究集中在游戏训练影响认知的纵向干预研究。

3.1 游戏干预研究的证据

在注意选择方面，Neri 等（2021）招募了 21 名无射击类游戏经验的玩家，分为自适应难度的 CSGO 实验组和默认难度的 CSGO 对照组，进行每天约 2 小时的 CSGO 游戏训练。训练后立即进行 UFOV 后测，发现所有玩家的反应时略微缩短，在三个月的后测发现了 UFOV 任务反应时较前测显著缩短（表 3）。该研究的后测安排在最后一次训练 2 小时后进行，被试可能受到疲劳等影响，但三个月后的保持测试结果也说明了注意选择速度得到了显著提升。

在多目标追踪方面，Benoit 等的研究以多目标追踪任务为训练内容，进行了每次 1 小时共 5 次的训练后，发现职业选手和业余玩家的追踪速度阈值均有所提升但学习速率相当，即训练前后专业玩家的追踪速度阈值始终高于业余玩家，这印证了专业玩家多目标追踪的稳定优势，也提示了多目标追踪能力的可训练性。然而该研究的训练内容即 3D 多目标追踪测试，而非游戏。在游戏训练方面，Green 和 Bavelier（2006）以 AVG 为训练内容，发现 30 小时的 AVG 训练可提升新手多目标追踪能力的 7.5%。这提示了游戏训练对多目标追踪能力的促进作用。

在注意瞬脱方面，Neri 等人通过 CSGO 游戏训练发现了玩家在注意瞬脱任务的反应时和正确率的改善，其中反应时的改善在 3 个月后依然存在。类似地，Jakubowska 等人（2021）对 43 名新手进行了 4 周共 30 小时的《星际争霸 2》训练，发现所有被试注意瞬脱任务的正确率约提高了 10%。有趣的是，训练前新手在注意瞬脱任务中（T2 时间窗）更强的 P3 波幅也能预测更好的游戏表现。此结果不仅提示 AVG 训练可削弱注意瞬脱效应，也再次提示注意过程中较高的 P3 波幅可能是 AVG 专业玩家的神经特征之一（Mishra et al., 2011; Qiu et al., 2018）。结合干预研究和专业玩家横断对照研究，注意瞬脱任务可能是预测玩家表现的测试之一。一项 fMRI 研究同样说明了注意瞬脱可经游戏训练改善并提供了神经定位证据：Momi 等人（2018）将 29 名新手分为实验组和空白对照组，实验组进行了 4 周的 CSGO 游戏训练，训练后实验组的注意瞬脱任务反应速度比对照组提升更大，且三个月后提升效果依然存在，同时还发现三个月后的注意瞬脱成绩改善程度与右侧海马旁回（para hippocampal cortex, PHC）、右侧顶上小叶（superior parietal lobule, SPL）的皮质厚度增加有关。海马在记忆、空间认知等具有重要作用（Zhang et al., 2022）。顶叶与抑制干扰有关（Krishnan et al., 2013）。SPL 是影响注意广度的核心区域（Valdois et al., 2019）。SPL 的皮质厚度增加可能提示了个体注意资源容量或注意调控能力的增强。此外，神经研究还发现 AVG 专业玩家的注意网络和感觉运动网络之间的功能连接增强，这有利于 AVG 专业玩家对刺激的持续捕捉并快速反应（Gong et al., 2015; Gong et al., 2017）。

在工作记忆方面，一项为期 10 天（每天 1.5 小时）的干预研究结合了经颅磁刺激（transcranial magnetic stimulation, TMS）与游戏训练，根据有无游戏经验和是否施加阳极刺激（定位于右侧 DLPFC）将 27 名被试分成 4 组，结果发现游戏训练提升了数字广度，并改善了 3-back 任务的辨别力指标 *d'*（命中率与误报率之差），但增加了停止信号任务的反应时（Palaus et al., 2020)。该研究中 TMS 也可提升 3-back 任务的 *d'*值，这提示了工作记忆的可训练性以及 DLPFC 在工作记忆中的调控作用。有趣的是，该研究对施加了阳极刺激的干预组进行组内分析，发现有游戏经验的玩家在游戏训练后 3-back 任务的 *d'*值显著高于新手（二者基线水平无差异），即前期的游戏经验促进了工作记忆的改善。这可能是由于早期游戏训练影响了更加一般的学习或迁移能力，从而介导了工作记忆的提升（Zhang et al., 2021）。在工作记忆的中央执行系统方面，一项干预研究基于故事情景编制了 3D 游戏，被试需要根据游戏中短暂呈现的情景线索如仙女指路的画面提示（go-signal）或者邪恶女巫的声音（stop-signal）尽快做出 go 或者 stop 的操作；同时通过经颅直流电刺激（Transcranial direct current stimulation, tDCS）干预游戏过程，阳极刺激定位于右侧 DLPFC，结果发现干预后真

刺激组反应时下降而假刺激组无变化（Friehs et al., 2021）。该研究的结果与 Palaus 的并不一致：Palaus 发现游戏训练后 stop 信号的反应时是增加的。王元等人（2019）认为执行能力不易随游戏训练提升，Bediou 等人也没有发现 AVG 玩家的转换能力优势。总的来看，短暂的游戏训练未必能提升中央执行能力，工作记忆容量可能更容易随游戏训练提升。以上研究还发现 DLPFC 在工作记忆中发挥重要作用。DLPFC 是中央执行网络等的核心脑区之一，AVG 专业玩家具有更强的中央执行网络和默认网络的局部功能连接（Gong et al., 2019）。还有研究发现了 AVG 专业玩家在中央执行网络和突显网络内部以及网络间的功能连接增强（Gong et al., 2016）。这些研究从神经角度提示了专业玩家在信息整合和执行控制方面可能具有综合优势。鉴于转换能力方面的不一致证据，此方面需补充更多认知神经证据。

在数学与推理能力方面，一项干预研究招募了 24 名新手，随机分成两组接受 40 小时的 AVG《虚幻竞技场 2004》或非 AVG 的《模拟人生 2》训练，结果发现训练时长和游戏类型产生边缘显著的交互作用：AVG 训练组在训练后数学能力提升更多，同时未见训练时长或游戏类型的主效应（Libertus et al., 2017）。这提示一定时长的 AVG 训练才可能促进数学能力。数学能力涉及的子任务很多，此方面需要更多专业玩家横断研究和长期干预研究。

综上，AVG 训练诱发了顶上小叶等脑区的神经可塑性，提高了玩家的视觉注意。AVG 训练也可提高个体的工作记忆，其机制主要涉及海马和 DLPFC 为核心的多个神经网络。多目标追踪能力也可以通过游戏训练提高。另外，初步研究显示数学相关能力可能通过 AVG 训练提高，结果的可靠性及提高的神经机制仍有待更多证据。

需要说明的是游戏训练未必总是有益的。一项以新手为被试的干预研究发现了游戏训练与神经变化的机制：该研究首先将新手分为 AVG 训练组（以 CSGO 等游戏为训练内容）和对照组（以《超级马里奥 64》为训练内容）；每组再根据学习策略分为两个亚组：空间策略组（依赖外部空间的客观地标等参考），反应策略组（不依赖外部空间线索，而依赖个体内部的主观计数或模式来编码空间信息）。所有被试进行 90 小时的游戏训练。结果发现当 AVG 训练涉及空间策略时，玩家的左侧海马灰质增加；类似地，同样采用空间策略的对照组在训练后其右侧内嗅皮质增加；而当采用反应策略时，无论是 AVG 训练组还是对照组，训练后右侧海马灰质均显著减少（West et al., 2018）。这提示了游戏训练的神经变化受到认知策略调节。内嗅皮层是初级感觉信息和海马之间的桥梁，内嗅皮层的网格细胞（grid cell）和海马的位置细胞（place cell）在空间认知中发挥重要作用（Epstein et al., 2017; Zhang et al., 2022）。如果游戏训练中的认知策略调用了相应的神经结构如海马或内嗅皮层，才可能联合促进认知，否则有可能造成损害。临床研究发现，海马的严重损害、萎缩会通过对下丘脑-

垂体-肾上腺轴（The hypothalamic-pituitary-adrenal axis, HPA）的去抑制作用而导致 HPA 轴相关激素失衡，进而显著增加多种精神障碍的发病率（McEwen & Magarinos, 1997）。在个体特质或客观环境的交互影响下，一旦玩家达到的网络游戏成瘾的程度，其多巴胺能及奖赏环路异常则会进一步损害认知功能（Chau et al,. 2018; Aviv & Michel, 2020）。总体上，游戏训练所致认知损害或认知增强，可能受游戏类型、认知策略、游戏时长、成瘾易感性等多因素介导（Weinstein & Lejoyeux 2020; Bavelier, Bediou & Green, 2018）。

表 3 游戏训练对认知的干预效果

文献	分组与训练项目（人数）	训练时长	认知范式（指标）	差异（基线-后测）	显著性（基线-后测）	差异（基线-随访）	显著性（基线-随访）	效应量
Friehs et al., 2021	基于 3D 游戏，tDCS 真刺激组（22），假刺激组（23）	20 分钟	SST（反应时）	真刺激组反应时下降，假刺激组无变化	交互作用显著 **$p < 0.05$**	无	-	$\eta_p^2 = 0.12$
Green & Bavelier 2006	实验组采用《虚幻竞技场 2004》(16)，对照组为《俄罗斯方块》（16）	30 小时/30 天	MOT（正确率）	实验组提升 7.5%，对照组无变化	交互作用显著 **$p = 0.001$**	无	-	未报告
Jakubowska et al., 2021	实验组采用变化策略的《星际争霸 2》（21），对照组为固定策略的《星际争霸 2》（22）	30 小时/4 周	AB（T2 正确率）	所有被试提升约 10%	训练主效应显著 **$p = 0.002$**；交互作用不显著 $p = 0.215$	无	-	$\eta^2 = 0.22$
Momi et al., 2018	实验组采用 CSGO（17），对照组无游戏训练（12）	30 小时/4 周	AB（T2 反应时）	实验组反应时下降比对照组更多	交互作用显著 **$p < 0.003$**	无	-	未报告
			AB（T2 反应时）	实验组干预后比基线快	实验组前后测差异显著 **$p < 0.001$**	实验组随访时比基线低	实验组差异显著 **$p < 0.001$**	未报告
Neri et al., 2021	实验组采用自适应 CSGO（11），对照组采用默认 CSGO（10）	30 小时/3 周	AB（T2 反应时）	训练后下降	训练主效应显著 **$p < 0.001$**	训练后下降	训练主效应显著 **$p < 0.001$**	未报告
			AB（T2 正确率）	训练后提高	训练主效应显著 **$p = 0.01$**	-	$p > 0.05$	未报告
			UFOV（反应时）	-	$p > 0.05$	训练后下降	训练主效应显著 **$p = 0.004$**	未报告
Libertus et al., 2017	实验组采用《虚幻竞技场 2004》(24)，对照组采用《模拟	40 小时	标准化数学能力测试	实验组训练后提升更多	交互作用边缘显著 $p = 0.09$	无	-	$\eta_p^2 = 0.24$

	任人生 2》（23）							
Palaus et al., 2021	根据有无游戏经验和 TMS 刺激分为四组，都进行《超级马里奥 64》训练（6-6-8-7）	15 小时/10 天	数字广度	训练后提高	训练主效应显著 **p = 0.020**	-	$p > 0.05$	$\eta_p^2 = 0.20$
			3-back（*d*'）	训练后上升	训练主效应显著 **p = 0.021**	-	$p > 0.05$	$\eta_p^2 = 0.42$
			SSRT（反应时）	训练后增加	训练主效应显著 **p = 0.049**	-	$p > 0.05$	$\eta_p^2 = 0.15$

注：AB：Attentional blink task，注意瞬脱任务（T2：target 2）；UFOV：useful field of view，有用视野任务；Stop-Signal Task，停止信号任务。tDCS: Transcranial direct current stimulation，经颅直流电刺激；TMS: transcranial magnetic stimulation，经颅磁刺激。CSGO: Counter-Strike: Global Offensive，反恐精英:全球攻势。

3.2 “Learning to learn”理论的解释

游戏训练可能增强了玩家提取规律的核心能力，进而提升了多种认知。“Learning to Learn”理论给出了一般学习能力、游戏领悟能力等概念的部分解释，Bavelier 等人（2012）认为动作视频游戏并没有教会玩家任何一项特定技能，而是增加了其在环境中提取模式或规律的能力。这种通过动作视频游戏增强的一般学习能力，即“Learning to learn”。一项研究通过计算玩家对新游戏的学习率，发现了先前的游戏经验对学习新的动作视频游戏或策略游戏的积极影响（Smith et al., 2020）。另一项研究通过累计 45 个小时的游戏干预，发现了动作视频游戏促进了学习能力（Zhang et al., 2021)。该研究设置了两组新手进行游戏训练，因变量指标为核心认知能力的学习率（学习曲线）——工作记忆和定向学习任务（后者考察知觉学习能力）。两组新手在训练前的基线和训练后最终的任务表现上均无显著差异。通过对比 AVG 训练组和接受非动作类视频游戏的控制组的学习曲线，发现 AVG 训练组在两项认知任务上的学习率比控制组更高。AVG 训练组随游戏训练更快地达到较高的任务表现，而后曲线趋于平缓，而控制组的任务表现则相对缓慢地逐渐增加。AVG 训练可能提升了玩家认知任务的学习率，而非直接提高了认知能力本身。这一结论也可部分解释前文 Palaus 等人（2021）的干预研究结果：相较于新手，AVG 玩家在接受 15 小时游戏训练后工作记忆提升更多。因为玩家的学习率高，因此他们的认知能力增长更快。综上，AVG 经历可能促进了个体的“Learning to Learn”即领悟模式提取规律的能力。这一理论侧重解释玩家经游戏训练后认知提升的原因，然而该理论无法解释经过游戏训练后玩家游戏水平的分化。

3.3 横断研究与纵向研究的综合讨论

Bediou 等人的元分析探讨了 AVG 玩家和新手之间的横断认知差异以及 AVG 对认知能力的纵向干预效果。在横断面认知差异上，玩家整体上比非玩家高 0.55 个标准差。表 2 中专业玩家和对照组的认知差异在 0.75~2.67 个标准差之间。在注意能力上，专业玩家具有多方面的优势。注意瞬脱方面的干预研究显示游戏训练能显著削弱注意瞬脱效应。Bediou 等人的元分析显示游戏训练对多目标追踪这类的认知提升约为 0.3 个标准差，相对较低。尽管 Benoit 等人的研究发现专业玩家和业余玩家经训练后多目标追踪能力仍具有显著差异，但目前已有证据显示多目标追踪能力可以通过游戏训练而提升（Green & Bavelier, 2006）。持续性注意与游戏训练的直接证据很少，关系尚不明确。在工作记忆方面，AVG 专业玩家工作记忆优势非常明显，不同研究的差异效应量在 0.8~1.3（Hedges's g）之间。Bediou 等人的元分析显示 AVG 玩家和新手的空间认知（主要包括空间工作记忆、心理旋转等）差异效应量为 0.75（Hedges's g）。对比来看，这些相似的效应量印证了 AVG 专业玩家在视空间认知方面的优势。元分析中空间认知经过训练后提升幅度较高（0.45 个标准差），约占专业玩家和对照组横断差异的一半，这也提示了游戏训练对玩家空间工作记忆的积极影响。在中央执行系统的抑制与转换能力方面，无论是横断或干预研究，结果尚不统一。目前数学能力与游戏训练的关系仅有一项微弱的阳性干预证据。

总体上，假设将专业玩家的关键认知能力定义于至少高于平均水平 1.5 个标准差，约前 7%（与专业玩家 MMR 的前 7%相称），元分析中 AVG 训练带来的整体认知提升效果约 0.34 个标准差（Bediou et al., 2018），二者仍有一定差距。这可能是由于目前 AVG 干预周期较短，大多不足 30 天，而实际招募的专业玩家往往有多年游戏经验。最新的一项纵向研究采集了 9855 名 9~10 岁儿童的 IQ 与每天平均视频游戏时长（大部分在 1 小时以下）等数据，两年后对其中的 5169 人进行随访，发现视频游戏时长显著预测了儿童青少年玩家 IQ 的提升（Sauce et al,. 2022）。该研究中两年游戏带来了约 2.55 点的 IQ 提升，提升幅度随玩家游戏时长增加而增大。这项研究统计了 AVG 在内的各类游戏总时长，涵盖了计算机、手机、游戏机等设备，与本文所述的基于计算机的 AVG 不完全相符，但该研究提供了游戏经历促进认知的因果证据。尽管如此，长达两年的游戏经验对 IQ 的提升程度还是很微弱的。此外，该研究也发现了一些有趣结果：在不控制使用电子设备观看视频和在线社交时长这两个变量的情况下，考察 IQ 与游戏时长的直接关系，发现基线 IQ 与玩家每天的游戏时长呈现显著但微弱的负相关（$\beta = -0.07$）。然而当控制在线观看视频或社交后，基线 IQ 与游戏时长的相关就不显著了。每天的游戏时长一定程度反映了游戏偏好。这些结果说明智力与游戏偏好没有密切联系。综上，动作视频游戏专业玩家在注意和工作记忆等任务上表现突出，这部分

是源于游戏训练，但目前游戏训练不足以解释专业玩家和业余玩家的全部差异。未来仍需要系统的长期干预研究以解释游戏训练对认知的影响。

4 认知能力对游戏表现的预测

4.1 认知能力对游戏表现的预测效果

既往研究侧重游戏对认知的影响。竞技运动心理领域关注认知能力与运动表现的关系，侧重即认知为因，表现为果。因此多采用认知检测与认知训练作为选材或训练方法，以此来保障竞技表现。从心理角度看，游戏表现的预测涉及动机、人格、情绪、认知等重要因素。在其中的认知层面，Large 等人（2019）通过 CPT 检测了 549 名玩家，校正年龄后发现持续注意能力预测了 MMR1.2%的方差，同时还发现多目标追踪数量能正向预测 MMR2.7%的方差。在工作记忆方面，Large 等人还发现数字广度任务显著预测了 AVG 玩家 MMR 方差的 1.4%。Kokkinakis 等（2017）测试了 56 名玩家，发现空间旋转广度（在旋转字母的干扰任务后记忆多个箭头的朝向）与 MMR 呈显著的正相关（$r = 0.26$）。然而 Bonny 和 Castaneda 采用类似的空间旋转广度任务检测了 288 名 AVG 玩家，并没有发现工作记忆与 MMR 的相关。Röhlcke 等人（2018）采用了综合的工作记忆表现（由操作广度、空间广度、数字广度三个子任务组成，操作广度需要记忆字母的同时完成计算任务）预测 304 名 AVG 玩家的 MMR，也没有发现显著的预测效果。以上研究提示工作记忆等认知对玩家游戏表现的预测效果不佳。

在推理能力方面，Kokkinakis 等人通过与瑞文推理测验相似的矩阵测验测试了 56 名 AVG 玩家，发现推理能力与 MMR 呈中等程度的正相关（$r = 0.44$）。Large 等人通过 odd-one-out 任务检测 549 名 AVG 玩家，该任务每次会呈现 9 个颜色、形状和细节数量等属性上都不同的图形，被试要找到与其他图形差异最大的一个。结果发现 odd-one-out 任务成绩可预测 MMR 方差的 1.4%。类似地，Bonny 等人通过瑞文推理测验检测 335 名 AVG 玩家，发现推理能力正向预测了 MMR 方差的 4.5%，而数字处理能力可正向预测 MMR7.6%的方差，这可能是目前对 MMR 预测度最高的认知能力。与这些解释比例略微相近，一项国际象棋的元分析发现数学能力对国际象棋水平（排名）的解释力最高，达到了 12%。同时该元分析发现流体智力、加工速度、短时记忆可以解释排名 6%的方差；理解知识的能力可以解释 5%的方差；然而全量表测试的 IQ 不能显著预测排名（Burgoyne et al., 2016）。作为亚运会的智力竞技运动项目正赛之一，认知能力对国际象棋排名的解释力度不高。整体上，认知能力预测游戏表现的直接效应很低，这一结果可能是合理的。另外，考虑到游戏表现涉及心理层

面之外的多方面因素，这些预测仍具有积极意义。

与视觉认知相比，游戏技术对游戏表现的预测度更高。Cretenoud 等（2021）检测了 94 名 CSGO 玩家的 12 项基础的视觉认知能力，包括字母朝向辨别、对比敏感度、多种错觉图、1-back 任务、掩蔽下的朝向辨别、随机点运动判断、简单反应时、扫视任务、视觉掩蔽任务、视敏度（静态视力）和视觉搜索任务。该研究还检测了玩家在游戏内的 6 种游戏技术以及人格特征。结果发现在视觉认知方面，仅扫视任务和两种错觉图的辨认与 MMR 呈弱正相关，包括简单反应时和 1-back 任务在内的大分部认知结果与 MMR 无关。同时，发现射击、追踪等技术与 MMR 达到了中等或强正相关。在预测方面，该研究发现所有视觉认知、游戏技术和人格特征共同预测了 MMR69.6%的方差，然而其中 6 种游戏技术能够独立预测 MMR48%的方差，这说明游戏技术对游戏表现的预测作用远大于基础的视觉认知能力。然而这并非代表基础认知能力不重要，因为这些视觉认知能力可预测游戏技术 12.9~37.4%的方差。认知能力可能通过游戏技术的习得来间接影响游戏表现，因此认知对游戏表现的直接预测效果不高。

游戏时长也可以稳定地预测游戏表现。在 Röhlcke 等人的研究中，没有发现工作记忆对 MMR 的预测效果，却发现了游戏时长对 MMR 显著的正向预测效果（$\beta = 0.73$）。Cretenoud 等人的研究发现了类似的结果，总游戏时长与当前 MMR 和最高 MMR 均呈强正相关，每周游戏时长则与 MMR 呈弱正相关。在每周游戏时长方面，Gong 等（2017）在 AVG 专业玩家组中发现了 MMR 和每周平均游戏时长的中等正相关（$r = 0.53$）。游戏场次也能反映游戏时长。有研究采集了 DOTA2 玩家多个时间点的游戏场次和 MMR，发现游戏场次和 MMR 存在显著正相关，约在 0.2~0.6 之间（Bonny & Castaneda, 2017; Bonny et al,. 2020）。Kokkinakis 等人在玩家度过游戏的初始学习阶段并且达到稳定的 MMR 后，收集了大样本玩家（N>17000）的游戏场次与 MMR 数据，发现二者仍具有显著的弱正相关（$r = 0.02$）。这些研究提示游戏时长在预测游戏表现时具有稳定而积极的作用。此外，玩家 MMR 的发展可能是非线性的，未来探索 MMR 拐点对应的游戏时长有助于建立更准确的专业玩家游戏时长标准。

4.2 专项认知与一般认知的解释

在竞技运动领域，一项元分析纳入了 8860 个样本，分析了认知能力和运动表现的关系（Kalen et al., 2021）：整体上，高水平运动员认知能力比低水平运动员更高（Hedges's g = 0.59）；在高、低水平运动员的认知能力差异上，决策能力（包括预判）的效应量最大（Hedges's g = 0.77），高级认知能力（工作记忆、转换能力等）次之（Hedges's g = 0.44），基础认知能力（注意力、短时记忆等）效应量最低（Hedges's g = 0.39）。该研究根据认知材料是否

与运动项目有关，比如考察攀岩运动员记忆无意义色块或记忆攀岩动作的能力差异（Heilmann, 2021），将认知能力分为领域专项（Domain-Specific，也有译作领域特殊）和领域一般（Domain-General）两大类，当认知测试的呈现形式越接近真实运动情景，测试结果越能区分运动员水平。预判或者决策任务之所以能很好区分运动员水平，部分由于这些任务大多提取了运动场景的图片或者视频而形成判断任务。高水平运动员的认知结果也暗示了 AVG 专业玩家存在更好的认知表现的合理性。目前 AVG 专业玩家领域的认知测试大都没有结合游戏情景，这可能是其测试结果对游戏表现预测不足的重要原因之一。

值得一提的是，以上元分析并没有纳入简单反应时。简单反应时在 AVG 领域的重要性仍是有争议的。Large 等人的研究发现 AVG 玩家的简单反应时能微弱预测 MMR（$R^2 = 0.049$），而另一些研究发现简单反应时不能区分 AVG 玩家的游戏水平（Cretenoud et al., 2021; Ding et al., 2018）。对于复杂的团队竞技游戏，被动的反应速度未必更重要，根据形势主动做出精准的预判或决策可能是首要的，而这些测试正是目前 AVG 领域所缺乏的。

4.3 组块理论与模式识别的解释

精准的预判或决策需要深度的“游戏理解”。专长领域的组块理论（Chunking theory）认为专家广博的专项群集知识储存在长时记忆中，这种知识经验即“组块”（Chunking），组块能保证专家快速洞察当前的情景的本质，并做出最优决策（Chase & Simon, 1973; Gobet & Simon, 1998）。Chase 和 Simon 让国际象棋专家和新手观看棋盘，棋盘分为棋子随机摆放和正常摆放两种，之后让他们在空白棋盘上仅凭借回忆摆放棋子。正常摆放的棋子取自真实的对局，随机摆放的棋子则没有实际含义。如果专家能在随机摆放棋子的对局中复盘更多的棋子，则说明专家可能具有短时记忆能力优势。结果发现了专家和新手对于随机棋局的复盘无显著差异，说明专家并不依赖短时记忆优势。同时，专家复盘正常棋局的能力远高于新手；此外还发现专家在复盘过程中常将多个棋子为一组（组块）进行摆放，进一步验证了组块的存在及其重要性。该研究说明国际象棋专家的核心认知特征不在于基础认知优势，而在于丰富的专项组块知识与经验。组块理论能够解释前文提到的认知能力对国际象棋排名预测度较低的现象（Burgoyne et al., 2016），即结合项目的结构化知识或特定经验才是更重要的认知因素。认知能力对游戏排名解释度低可能与国际象棋相似。

在组块理论的基础上，研究发现足球运动员对于球场上双方站位所构成的空间拓扑模式的识别可以很好地区分球员水平，据此提出了竞技运动的“模式识别”概念（Williams & Davids, 1995; Williams et al., 2006）。模式识别强调了团队竞技运动背后更高维度的模式信息，对这种信息的理解和识别是高水平运动员的核心认知特征之一。围棋大师对棋盘的识记、

影像专家对影像图案精准且快速的判断，球员对站位模式的识别，这些都源于其背后长期积累的组块或模式知识（Gobet & Simon, 1998；Krupinski, 2000）。AVG 专业玩家的组块或模式可能包括对技能组合、角色搭配、团队站位、攻防节奏等记忆，这些可能在玩家阅读比赛及预判决策中起关键作用。实际上电竞不只是操作比拼，即使是情景信息并不丰富的格斗游戏，也需要理解对手的攻防节奏或模式，进而做出精准的战术判断。

综上，与游戏技术、游戏时长相比，认知能力对玩家游戏表现的直接预测度不高，一方面认知能力可能是通过游戏技术介导游戏表现，因此认知能力预测游戏表现的直接效应偏低；另一方目前的认知测试没有涉及到核心的决策能力，实验材料没有结合游戏项目；再者，目前的研究也没有涉及更高维度的游戏模式或组块信息。

5 总结

在竞技心理的视角下，本文选择了电子竞技主体项目之一的动作视频游戏，研究对象主要是达到专业水平的成年玩家，从多元认知的角度讨论专业玩家的认知特点，联系专业玩家的神经证据，得出以下结论：一，动作视频游戏专业玩家具有多方面的视觉注意优势和较突出的空间工作记忆。二，专业玩家的神经特征涉及注意过程中更高的 P3 波幅，工作记忆表现与海马和顶叶区域的可塑性变化以及背外侧前额叶为核心的脑网络功能连接增强有关。三，游戏训练可提升部分认知能力，但短期游戏训练对认知的提升有限；整体上干预研究仍缺乏强有力的因果证据。四，目前认知能力对游戏表现的预测作用微弱，更丰富的游戏组块或模式知识可能是预测专业玩家表现的关键认知因素。最后，动作视频游戏领域专业玩家的研究处于起步阶段，仍有不一致与不全面之处。专业玩家与业余玩家并不同质，将专业玩家的研究结论迁移至占大多数的业余群体时，应谨慎对待；更不能以成人研究的阳性结果作为鼓励儿童青少年玩游戏的依据。

6 展望

近几年动作视频游戏专业玩家的认知神经研究逐渐增多，但总量较少。其中，基于职业选手的证据不多，可能目前业界对游戏专业玩家的认知能力不够重视。另一方面，学界已有的研究结果在指导或预测游戏表现时仍有局限。目前多数研究设计还处于小样本的准实验阶段，对照实验缺乏对变量的严格控制，容易出现I类错误膨胀或发表偏倚，研究结果的稳定性有待于通过扩大大样本量及干预研究予以系统验证。未来可加强以下三个方面的研究。

6.1 研究设计：横断与纵向研究的不足与应对

现阶段的专业玩家与新手的对照研究往往没有严格平衡控制变量，后续研究应严格控制

被试的年龄、性别、教育年限、利手、视力、既往史等变量。在对照研究中，前 7%的专业玩家排名标准仍非常宽泛，前 7%以内的玩家差异可能很大。因为目前该领域研究较少，故目前合并讨论，后续研究可根据特定指标如 MMR、胜率、职业选手出场率等细分专业玩家水平（Kang et al., 2020）。另外，目前与专业玩家具有同等游戏时长（周平均时长和年限）的业余组的研究很少。由于开展长期游戏干预研究难度较大，因此，在开展 AVG 专业玩家横断研究时可尽量平衡对照组的游戏时长以明确专业玩家的优势。未来研究还需尽可能明确玩家的每周游戏时长。因为专业玩家每周游戏时长可能大于业余玩家，所以研究时仅统计游戏年限是不够的。此外，目前 AVG 研究多选取男性被试，游戏表现性别差异背后可能存在的认知因素亦有待探讨。

干预研究可以解释专业玩家的认知与游戏训练的因果关系。目前游戏训练的干预研究往往周期太短，大多数不足 30 天，其结果在解释具有多年游戏经验的专业玩家的表现上仍有局限。另外，即时后测并不适于游戏干预研究，隔天后测并追踪长期效果是更好的选择。此外，鉴于认知策略可能调节训练结果（West et al., 2018），后续的干预研究在设计游戏训练时需要考虑游戏内容与训练策略的契合度。对于专业玩家认知特点的成因，一方面可进行回顾式的研究，调查个体对自己能力的元认知与游戏偏好的关系。另一方面，可以招募新手并分为有、无认知差异的两组，开展游戏干预研究，追踪并对比两类玩家对游戏的选择偏好、认知能力变化和游戏表现。

6.2 研究变量：纳入更多感知觉与专项认知测试

在一般专家研究领域，专长或特长可以分为知觉特长、认知特长、运动特长（Bilali, 2017/2019）。AVG 专业玩家在认知任务中的优秀表现，可能得益于其更基础的感知觉优势。一项 AVG 专业玩家研究设置了由许多小字母组成大字母的整体识别和局部识别任务，对比专业玩家和新手在整体和局部任务中被不一致试次干扰的程度，没有发现组间的差异。这提示 AVG 专业玩家的注意优势并非来自知觉，而是来自注意本身（Wong & Chang, 2018）。基于 AVG 的元分析显示，玩家与新手的感知觉差异可能是所有认知能力中最突出的（专业玩家和业余玩家最大的差异可能在于高级认知），同时感知能力很难通过干预提升（Bediou et al., 2018）。遗憾的是目前关于 AVG 专业玩家感知觉能力的研究不多。有的职业选手对画面微弱卡顿与网络延迟波动较为敏感，网络延迟波动涉及时间知觉，但目前 AVG 专业玩家时间知觉方面的研究极少。未来研究需要深入探讨 AVG 专业玩家的感知觉特点，如时间知觉，动态视觉敏锐度（动态视力），听觉阈限，空间知觉如听声辨位能力，以及跨通道信息整合特点。

专业玩家和业余玩家的核心差异体现于专项知识经验。从这一角度出发，下一步的电竞研究可以设置结合游戏专项情景的认知测试，纳入游戏角色空间位置等变量，考察玩家对角色站位、攻防相关的组块与模式的识别与判断。这类搭载了游戏专项信息的认知测试或许更能区分专业玩家和业余玩家，并预测游戏表现。另外，认知测试最好给出速度-准确性权衡处理后的指标。

6.3 研究方向：专业玩家认知特点的 G 因素

跨竞技运动项目的研究检测了团队竞技运动员和 AVG 玩家共同存在的一般（General）认知能力，如在手球选手、AVG 玩家和一般大学生的横向对比中，三者在情景学习中平分秋色，但在视觉搜索中，AVG 玩家和手球选手的视觉搜索能力均好于大学生（Schmidt et al., 2020）。这类跨竞技项目的研究提供了竞技相关重要认知能力的初步证据。不同的动作视频游戏机制不同，侧重的认知结构也可能不同。国内外职业赛场上均出现过在不同电竞项目上均取得出色成绩的选手。借此可考察跨项目成功的专业玩家共同具备的认知特点，如可对多个项目取得一定赛事名次的职业选手进行个案分析，或对达到不同游戏项目专业水平的玩家进行分析，提取他们共同的认知特点并在干预研究中系统验证。

此外，AVG 竞技项目正较快地从电脑端发展到移动端，未来甚至可能衍生出基于 VR 的元宇宙（Metaverse）电竞项目。有一项研究报告使用电脑和手机的两类玩家不存在认知能力差异（Huang et al., 2017），未来如果能尝试捕捉到跨电竞项目、跨设备平台的专业玩家的核心认知特点及其神经特征，则可以进一步提升人们对认知的认识。

参考文献

王元，李柯，盖笑松. (2019). 视频游戏训练对执行功能的迁移效应. *心理科学, 42*(04), 820–826.

魏柳青，张学民. (2019). 多目标追踪的神经机制. *心理科学进展, 27*(12), 2007–2018.

章镇玲，谢宇，孔燕. (2020). 数学超常人群的脑成像 ALE 元分析及教育启示. *中国特殊教育, 8*(06), 53–60.

Allen, R., McGeorge, P., Pearson, D. G., & Milne, A. (2006). Multiple-target tracking: A role for working memory? *Quarterly Journal of Experimental Psychology, 59*(6), 1101–1116.

Assem, M., Blank, I. A., Mineroff, Z., Ademoglu, A., & Fedorenko, E. (2020). Activity in the fronto-parietal multiple-demand network is robustly associated with individual differences in working memory and fluid intelligence. *Cortex, 131*, 1–16.

Baddeley, A. (2012). Working memory: theories, models, and controversies. *Annual Review of Psychology, 63*, 1–29.

Banyai, F., Griffiths, M. D., Kiraly, O., & Demetrovics, Z. (2019). The psychology of esports: A systematic literature review. *Journal of Gambling Studies, 35*(2), 351–365.

Bavelier, D., Green, C. S., Pouget, A., & Schrater, P. (2012). Brain plasticity through the life span: Learning to learn and action video games. *Annual Review of Neuroscience, 35,* 391–416.

Bavelier, D., Bediou, B., & Green, C. S. (2018). Expertise and generalization: lessons from action video games. *Current Opinion in Behavioral Sciences, 20*, 169–173.

Bavelier, D., & Green, C. S. (2019). Enhancing attentional control: Lessons from action video games. *Neuron, 104*(1), 147–163.

Bediou, B., Adams, D. M., Mayer, R. E., Tipton, E., Green, C. S., & Bavelier, D. (2018). Meta-analysis of action video game impact on perceptual, attentional, and cognitive skills. *Psychological Bulletin, 144*(1), 77–110.

Benoit, J. J., Roudaia, E., Johnson, T., Love, T., & Faubert, J. (2020). The neuropsychological profile of professional action video game players. *PeerJ (San Francisco, CA), 8*, Article e10211.

Bilali, M. (Ed). (2017). *The neuroscience of expertise*. England: Cambridge University Press.

[比拉里齐, M. (2019). *怎样成为专家——神经科学的解释* (王伟平 译). 北京：知识产权出版社.]

Bonny, J. W., & Castaneda, L. M. (2017). Number processing ability is connected to longitudinal changes in multiplayer online battle arena skill. *Computers in Human Behavior, 66*, 377–387.

Bonny, J. W., Scanlon, M., & Castaneda, L. M. (2020). Variations in psychological factors and experience-dependent changes in team-based video game performance. *Intelligence, 80*, Article e101450.

Burgoyne, A. P., Sala, G., Gobet, F., Macnamara, B. N., Campitelli, G., & Hambrick, D. Z. (2016). The

relationship between cognitive ability and chess skill: A comprehensive meta-analysis. *Intelligence, 59*, 72–83.

Cain, M. S., Landau, A. N., & Shimamura, A. P. (2012). Action video game experience reduces the cost of switching tasks. *Attention, Perception, & Psychophysics, 74*(4), 641–647.

Chase, W. G., & Simon, H. A. (1973). Perception in chess. *Cognitive Psychology, 4*(1), 55–81.

Chau, B. K. H., Jarvis, H., Law, C.-K., & Chong, T. T.-J. (2018). Dopamine and reward: a view from the prefrontal cortex. *Behavioural pharmacology, 29*, 569–583.

Cretenoud, A. F., Barakat, A., Milliet, A., Choung, O. H., & Herzog, M. H. (2021). How do visual skills relate to action video game performance? *Journal of Vision, 21*(7), 1–21.

Cui, R., Jiang, J., Zeng, L., Jiang, L., Xia, Z., Dong, L., … Yao, D. (2021). Action video gaming experience related to altered resting-state EEG temporal and spatial Complexity. *Frontiers in Human Neuroscience, 15*, Article e640329.

Dale, G., Joessel, A., Bavelier, D., & Green, C. S. (2020). A new look at the cognitive neuroscience of video game play. *Annals of The New York Academy of Sciences, 1464*(1SI), 192–203.

Dale, G., & Green, C. S. (2017). Associations between avid action and real-time strategy game play and cognitive performance: A pilot study. *Journal of Cognitive Enhancement*, 1(3), 295–317.

Ding, Y., Hu, X., Li, J., Ye, J., Wang, F., & Zhang, D. (2018). What makes a champion: The behavioral and neural correlates of expertise in multiplayer online battle arena games. *International Journal of Human-Computer Interaction, 34*(8), 682–694.

Elo, A. (1978). The rating of chess players, past and present. *Acta Paediatrica, 32*(3–4), 201–217.

Epstein, R. A., Patai, E. Z., Julian, J. B., & Spiers, H. J. (2017). The cognitive map in humans: spatial navigation and beyond. *Nature Neuroscience, 20*(11), 1504–1513.

Ericsson, K. A., Hoffman, R. R., Kozbelt, A., & Williams, A. M. (2rd Eds). (2018). *The Cambridge Handbook of Expertise and Expert Performance* (pp. 1939–1948). United Kingdom: Cambridge University Press.

Font, J. M., & Mahlmann, T. (2019). Dota 2 bot competition. *Ieee Transactions on Games, 11*(3), 285–289.

Friehs, M. A., Dechant, M., Vedress, S., Frings, C., & Mandryk, R. L. (2021). Shocking advantage! Improving digital game performance using non-invasive brain stimulation. *International Journal of Human-Computer Studies, 148*, Article e102582.

Fritzsche, A. S., Stahl, J., & Gibbons, H. (2011). An ERP study of target competition: Individual differences in functional impulsive behavior. *International Journal of Psychophysiology, 81*, 12–21.

Gan, X., Yao, Y., Liu, H., Zong, X., Cui, R., Qiu, N., … Liu, T. (2020). Action real-time strategy gaming experience related to increased attentional resources: An attentional blink study. *Frontiers in Human Neuroscience, 14*, Article e101.

Gobet, F., & Simon, H. A. (1998). Expert chess memory: Revisiting the chunking hypothesis. *Memory, 6*(3), 225–255.

Gong, D., He, H., Liu, D., Ma, W., Dong, L., Luo, C., & Yao, D. (2015). Enhanced functional connectivity and increased gray matter volume of insula related to action video game playing. *Scientific Reports, 5*, Article e9763.

Gong, D., He, H., Ma, W., Liu, D., Huang, M., Dong, L., ... Yao, D. (2016). Functional integration between salience and central executive networks: A role for action video game experience. *Neural Plasticity, 2016*, Article e9803165.

Gong, D., Ma, W., Gong, J., He, H., Dong, L., Zhang, D., … Yao, D. (2017). Action video game experience related to altered large-scale white matter networks. *Neural Plasticity, 2017*, Article e7543686.

Gong, D., Ma, W., Liu, T., Yan, Y., & Yao, D. (2019). Electronic-sports experience related to functional enhancement in central executive and default mode areas. *Neural Plasticity, 2019*, Article e1940123.

Gongora, D., Vega-Hernandez, M., Jahanshahi, M., Valdes-Sosa, P. A., & Bringas-Vega, M. L. (2020). Crystallized and fluid intelligence are predicted by microstructure of specific white-matter tracts. *Human Brain Mapping, 41*(4), 906–916.

Green, C. S., & Bavelier, D. (2006). Enumeration versus multiple object tracking: the case of action video game players. *Cognition, 101*(1), 217–245.

Heilmann, F. (2021). Executive functions and domain-specific cognitive skills in climbers. *Brain Sciences, 11*(4), Article e449.

Huang, V., Young, M., & Fiocco, A. J. (2017). The association between video game play and cognitive function: Does gaming platform matter? *Cyberpsychology, Behavior, and Social Networking, 20*(11), 689–694.

Jakubowska, N., Dobrowolski, P., Rutkowska, N., Skorko, M., Myśliwiec, M., Michalak, J., & Brzezicka, A. (2021). The role of individual differences in attentional blink phenomenon and real-time-strategy game proficiency. *Heliyon, 7*(4), Article e06724.

Jenny, S. E., Manning, R. D., Keiper, M. C., & Olrich, T. W. (2016). Virtual(ly) athletes: Where esports fit within the definition of "Sport". *Quest*, 69(1), 1–18.

Kalen, A., Bisagno, E., Musculus, L., Raab, M., Perez-Ferreiros, A., Williams, A. M., ... Ivarsson, A. (2021). The

role of domain-specific and domain-general cognitive functions and skills in sports performance: A meta-analysis. *Psychological Bulletin, 147*(12), 1290–1308.

Kang, J. O., Kang, K. D., Lee, J. W., Nam, J. J., & Han, D. H. (2020). Comparison of psychological and cognitive characteristics between professional internet game players and professional baseball players. *International Journal of Environmental Research and Public Health, 17*(13), Article e4797.

Kokkinakis, A. V., Cowling, P. I., Drachen, A., & Wade, A. R. (2017). Exploring the relationship between video game expertise and fluid intelligence. *Plos One, 12*(11), Article e0186621.

Krishnan, L., Kang, A., Sperling, G., & Srinivasan, R. (2013). Neural strategies for selective attention distinguish fast-action video game players. *Brain Topography, 26*(1), 83–97.

Krupinski, E. A. (2000). The importance of perception research in medical imaging. *Radiation Medicine, 18*(6), 329–334.

Large, A. M., Bediou, B., Cekic, S., Hart, Y., Bavelier, D., & Green, C. S. (2019). Cognitive and behavioral correlates of achievement in a complex multi-player video game. *Media and Communication, 7*(4), 198–212.

Li, X., Huang, L., Li, B., Wang, H., & Han, C. (2020). Time for a true display of skill: Top players in league of legends have better executive control. *Acta Psychologica, 204*, Article e103007.

Libertus, M. E., Liu, A., Pikul, O., Jacques, T., Cardoso-Leite, P., Halberda, J., & Bavelier, D. (2017). The impact of action video game training on mathematical abilities in adults. *Aera Open, 3*(4), 1–13.

McArthur, G., Budd, T., & Michie, P. (1999). The attentional blink and P300. *Neuroreport, 10*(17), 3692–3695.

McEwen, B. S., & Magarinos, A. M. (1997). Stress effects on morphology and function of the hippocampus. *Annals of the New York Academy of Sciences, 821*, 271–284.

Mishra, J., Zinni, M., Bavelier, D., & Hillyard, S. A. (2011). Neural basis of superior performance of action video game players in an attention-demanding task. *Journal of Neuroscience, 31*(3), 992–998.

Momi, D., Smeralda, C., Sprugnoli, G., Ferrone, S., Rossi, S., Rossi, A., … Santarnecchi, E. (2018). Acute and long-lasting cortical thickness changes following intensive first-person action videogame practice. *Behavioural Brain Research, 353*, 62–73.

Neri, F., Smeralda, C. L., Momi, D., Sprugnoli, G., Menardi, A., Ferrone, S., ... Santarnecchi, E. (2021). Personalized adaptive training improves performance at a professional first-person shooter action videogame. *Frontiers in Psychology, 12*, Article e598410.

Palaus, M., Viejo-Sobera, R., Redolar-Ripoll, D., & Marront, E. M. (2020). Cognitive enhancement via neuromodulation and video games: Synergistic effects? *Frontiers In Human Neuroscience, 14*, Article e235.

Paul, E. J., Larsen, R. J., Nikolaidis, A., Ward, N., Hillman, C. H., Cohen, N. J., … Barbey, A. K. (2016). Dissociable brain biomarkers of fluid intelligence. *Neuroimage, 137*, 201–211.

Polich, J. (2007). Updating P300: An integrative theory of P3a and P3b. *Clinical Neurophysiology. 118*, 2128–2148.

Pylyshyn, Z. W., & Storm, R. W. (1988). Tracking multiple independent targets: evidence for a parallel tracking mechanism. *Spatial Vision, 3*(3), 179–197.

Qiu, N., Ma, W., Fan, X., Zhang, Y., Li, Y., Yan, Y., … Yao, D. (2018). Rapid improvement in visual selective attention related to action video gaming experience. *Frontiers in Human Neuroscience, 12*, Article e47.

Röhlcke, S., Bäcklund, C., Sörman, D. E., & Jonsson, B. (2018). Time on task matters most in video game expertise. *Plos One, 13*(10), Article e0206555.

Sauce, B., Liebherr, M., Judd, N., & Klingberg, T. (2022). The impact of digital media on children's intelligence while controlling for genetic differences in cognition and socioeconomic background. *Scientific Reports, 12*, Article e7720.

Schmidt, A., Geringswald, F., Sharifian, F., & Pollmann, S. (2020). Not scene learning, but attentional processing is superior in team sport athletes and action video game players. *Psychological Research, 84*(4), 1028–1038.

Shapiroa, K., Schmitzb, F., Martensb, S., Hommelc, B., & Schnitzle, A. (2006). Resource sharing in the attentional blink. *Neuroreport, 17*(2), 163–166.

Smith, E. T., Bhaskar, B., Hinerman, A., & Basak, C. (2020). Past gaming experience and cognition as selective predictors of novel game learning across different daming genres. *Frontiers in Psychology, 11*, Article e786.

Tanaka, S., Ikeda, H., Kasahara, K., Kato, R., Tsubomi, H., Sugawara, S. K., … Herholz, K. (2013). Larger right posterior parietal volume in action video game experts: a behavioral and voxel-based morphometry (VBM) study. *Plos One, 8*(6), Article e66998.

Valdois, S., Lassus-Sangosse, D., Lallier, M., Moreaud, O., & Pisella, L. (2019). What bilateral damage of the superior parietal lobes tells us about visual attention disorders in developmental dyslexia. *Neuropsychologia, 130*, 78–91.

Vogel, E. K., Luck, S. J., & Shapiro, K. L. (1998). Electrophysiological evidence for a postperceptual locus of suppression during the attentional blink. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance, 24*(6), 1656–1674.

Vogel, E. K., McCollough, A. W., & Machizawa, M. G. (2005). Neural measures reveal individual differences in controlling access to working memory. *Nature, 438*(7067), 500–503.

Weinstein, A., & Lejoyeux, M. (2020).Neurobiological mechanisms underlying internet gaming disorder. *Dialogues In Clinical Neuroscience, 22*(2), 113–126.

West, G. L., Konishi, K., Diarra, M., Benady-Chorney, J., Drisdelle, B. L., Dahmani, L., … Bohbot, V. D. (2018). Impact of video games on plasticity of the hippocampus. *Molecular Psychiatry, 23*(7), 1566–1574.

Williams, A. M., Hodges, N. J., North, J. S., & Barton, G. (2006). Perceiving patterns of play in dynamic sport tasks: Investigating the essential information underlying skilled performance. *Perception, 35*(3), 317–332.

Williams, M., & Davids, K. (1995). Declarative knowledge in sport: A by-product of experience or a characteristic of expertise? *Journal of Sport and Exercise Psychology, 17*(3), 259–275.

Wong, N. H. L., & Chang, D. H. F. (2018). Attentional advantages in video-game experts are not related to perceptual tendencies. *Scientific Reports, 8*(1), Article e5528.

Yao, Y., Cui, R., Li, Y., Zeng, L., Jiang, J., Qiu, N., … Liu, T. (2020). Action real-time strategy gaming experience related to enhanced capacity of visual working memory. *Frontiers in Human Neuroscience, 14*, Article e333.

Zhang, R., Chopin, A., Shibata, K., Lu, Z., Jaeggi, S. M., Buschkuehl, M.,... Bavelier, D. (2021). Action video game play facilitates "learning to learn". *Communications Biology, 4*, Article e1154.

Zhang, W., Guo, L., & Liu, D. (2022). Concurrent interactions between prefrontal cortex and hippocampus during a spatial working memory task. *Brain Structure & Function, 227*(5), 1735–1755.

Cognitive neural characteristics of professional action video game players

Haofei MIAO, Lizhong Chi

(School of Psychology, Beijing Sport University, Beijing, China 100084)

Abstract Action video games are probably one of the most popular and mentally challenging games in e-sports. The skill profile of AVG's professional players is unclear. Targeting professional players and higher-ranked players, professional action video game players had faster selective attention, better sustained attention and multiple-object tracking performance. Professional players also had better working memory capacity. In particular, the spatial working memory capacity advantage was prominent. In addition, the professionals were less susceptible to the attentional blink effect. The better attentional performance of the professionals may be related to the higher P3 amplitude. The working memory capacity of the professionals was associated with plastic changes in the dorsolateral prefrontal cortex and right posterior parietal cortex. Professionals also had enhanced inte-rnetwork functional connectivity between central executive network and other networks. The degree of cognitive promotion from game training is not enough to bridge the cognitive gap between professionals and novices. Basic cognitive abilities had limited predictions of game performance. In the future, we can extend the cognitive studies of the decision-making, chunking or patterns recognizing based on the spatial location of game characters.

Key words： e-sports, action video games, professional players, cognitive characteristics, neural characteristics